

Lineaarinen regressio tunnuslukuanalyysin tukena

Liikevoittoprosentin ennustaminen tilinpäätöstiedoista lineaarisella monen muuttujan mallilla

Kandidaatintutkielma
Kevin Luck
Aalto-yliopiston Kauppakorkeakoulu
Laskentatoimi
Kesä 2017

Tekijä Kevin Luck

Työn nimi Lineaarinen regressio tunnuslukuanalyysin tukena

Tutkinto Kauppatieteiden kandidaatti

Koulutusohjelma Laskentatoimi

Työn ohjaaja(t) Tapani Kykkänen

Hyväksymisvuosi 2017

Sivumäärä 31

Kieli Suomi

Tiivistelmä

Tämän tutkielman tavoitteena oli tutkia teollisuusyritysten seuraavan vuoden liikevoittoprosentin ennustamista viiden muuttujan lineaarisella regressiomallilla. Muuttujina käytettiin edellisvuosien tilinpäätöksistä laskettuja tunnuslukuja. Tutkimus perustuu aikaisempaan tutkimukseen konkurssin ennustamisesta. Ennustussmallit ovat yksinkertainen ja nopea menetelmä arvioida yrityksen taloudellista tilannetta. Aikaisemmassa tutkimuksessa on ennustettu konkurssia suurimmaksi osaksi yhden muuttujan mallin, monen muuttujan mallin, logit-analyysin ja eloonjäämisanalyysin avulla.

Rahoituslaitokset olivat ensimmäisenä hyödyntämässä tilinpäätöstietoja yritysten tulostuloksen arvioinnissa Yhdysvalloissa 1800-luvulla. Tämän jälkeen tunnuslukujen hyödyntäminen tieteellisessä tutkimuksessa on lisääntynyt 1900-luvun alussa ja ensimmäiset konkurssin ennustussmallit kehitettiin 1960-luvun puolivälissä. Konkurssin ennustemallien käytännöllisyyttä on kuitenkin kyseenalaistettu luokitteluvirheiden ja subjektiivisuuden perusteella.

Aikaisempien tutkimusten keskittyessä konkurssin ennustamiseen ennustemallien lisäpotentiaali, kuten liikevoiton ennustaminen, on jäänyt vähemmälle huomiolle. Tässä tutkielmassa hyödynnettiin aikaisemmin laadittuja ennustussmalleja, mutta fokuksena oli liikevoittoprosentin ennustaminen. Liikevoittoprosentti ei huomioi yrityksen rahoitusrakennetta ja toimintaympäristöä kuvaavia tuloslaskelman eriä, joten kyseinen tunnusluku kertoo yrityksen investointipotentiaalista. Ennustetta voidaan hyödyntää esimerkiksi sijoituspäätöksissä.

Tutkielman aineisto koostui viiden teollisuusyrityksen tilinpäätöksistä vuosilta 2010-2016. Tilinpäätöstiedoista laskettiin liikevoittoprosentin lisäksi seitsemän tunnuslukua. Ennustemalli laadittiin pienimmän neliösumman menetelmällä. Tunnusluvuista saatiin 21 eri viiden muuttujan yhdistelmää. Lopullinen ennustussmalli valittiin regressioanalyysin perusteella, jossa painotettiin satunnaisvirhettä ja selitysasetta.

Lopullista ennustemallia analysoitiin jäännöskuvioiden ja kvantiilikuvion avulla. Tämän lisäksi tutkittiin selittävien tunnuslukujen ja liikevoittoprosentin välistä kausaalista suhdetta. Ennustussmallia analysoitiin myös laskentatoimen näkökulmasta arvioimalla tunnuslukujen käyttäytymistä funktiossa ja ennustemallin käytännöllisyyttä. Tutkimuksessa ilmeni, että seuraavan vuoden liikevoittoprosentti on ennustettavissa 2,3 % virhetermillä. Tutkielman otanta on kuitenkin pieni, joten tulokset antoivat vain perustan arvioida jatkotutkimuksen tarve.

Avainsanat liikevoittoprosentti, konkurssi, tunnusluku, lineaarinen regressio

Sisällysluettelo

1 Johdanto	2
1.1 Tunnuslukuihin perustuvien ennustemallien taustaa	2
1.2 Tutkielman tavoite ja hypoteesi	2
1.3 Tutkielman rakenne	3
2 Kirjallisuuskatsaus aikaisempaan tutkimukseen	3
2.1 Ennustemallien oletukset	4
2.2 Yhden muuttujan malli	4
2.2.1 Yleiskatsaus	4
2.2.2 William H. Beaverin malli	5
2.2.3 Pompen ja Bilderbeekin tutkimus	6
2.3 Monen muuttujan malli	7
2.3.1 Yleiskatsaus	7
2.3.2 Edward I. Altmanin tutkimus	8
2.4 Logit-analyysi	10
2.4.1 Yleiskatsaus	10
2.4.2 James A. Ohlsonin malli	11
2.5 Muita tutkimuksia	11
2.6 Ennustemallien luotettavuusongelmat	13
3 Liikevoittoprosentin ennustaminen tilinpäätöstiedoilla	14
3.1 Aineisto	14
3.2 Tutkimusmenetelmä ja oletukset	15
3.3 Tunnuslukujen valinta	16
3.4 IFRS tilinpäätöskäytäntöjen vaikutus	17
3.5 Tutkimustulokset	18
4 Analyysi ja johtopäätökset	20
4.1 Analyysi	21
4.2 Johtopäätökset	23
5 Yhteenveto	24
Lähdeluettelo	26
Liitteet	28

1 Johdanto

1.1 Tunnuslukuihin perustuvien ennustemallien taustaa

Rahoituslaitokset olivat ensimmäisenä hyödyntämässä tilinpäätöstietoja yritysten tulostulokunnon arvioinnissa Yhdysvalloissa 1800-luvun loppupuolella. Tämän jälkeen tunnuslukujen hyödyntäminen yleistyi myös tieteellisessä tutkimuksessa 1900-luvun alussa. Tunnuslukuanalyysi kehittyi vielä 1950-luvun loppupuolella, kun arvioitiin organisaatioiden maksukykyä. (Laitinen & Laitinen 2004, 71-74). Tämän jälkeen tutkijat lähtivät kehittämään tunnuslukuihin perustuvia konkurssin ennustusmalleja.

Ensimmäiset yhden tunnusluvun ennustusmallit kehitettiin 1960-luvulla. Konkurssin ennustamista myöhemmin jatkettiin hyödyntämällä erotteluanalyysia ja lisäämällä malleihin muuttujia. Erotteluanalyysin ja monen muuttujan mallin ongelmakohdat, esimerkiksi luokitteluvirheet, huomioitiin 1980-luvulla logistiseen regressioon perustuvissa ennustemalleissa. Tämän jälkeen konkurssin ennustamisessa on hyödynnetty myös eloonjäämisanalyysia ja tietokoneiden potentiaalia, kuten tekoälyä. (Dimitras et al. 1999)

Ennustusmallit ovat yksinkertaisia ja nopeita menetelmiä arvioida yrityksen taloudellista tilannetta. Aikaisemmat tutkimukset ovat keskittyneet pääsääntöisesti konkurssin ennustamiseen (esim. Beaver 1966; Altman 1968; Prihti 1975; Ohlson 1980; Laitinen 1989; Pompe & Bilderbeek 2005 ja Abbas & Rashid 2011). Tulokset osoittavat, että konkurssi on ennustettavissa vuosi tai kaksi ennen konkurssiin ajautumista.

1.2 Tutkielman tavoite ja hypoteesi

Aikaisemman tutkimuksen keskittyessä konkurssin ennustamiseen ennustemallien lisäpotentiaali, kuten liiketuloksen ennustaminen, on jäänyt vähemmälle huomiolle. Tässä tutkielmassa hyödynnetään aikaisemmin laadittuja ennustusmalleja, mutta fokuksena on konkurssin ennustamisen sijasta liikevoittoprosentin ennustaminen. Tutkimusote on vahvasti kvantitatiivinen: eri teollisuusyritysten liikevoittoprosentit pyritään ennustamaan lineaarisella monen muuttujan

mallilla. Tutkielmassa käytetty ennustusmalli perustuu Edward I. Altmanin (1968) tutkimukseen konkurssin ennustamisesta viiden tunnusluvun funktiolla. Lopulliset viisi tunnuslukua valitaan regressioanalyysin perusteella seitsemästä mahdollisesta tunnusluvusta.

Aineistona käytetään yritysten (Amer Sports Oyj, Huhtamäki Oyj, Kone Oyj, Nokian Renkaat Oyj ja Outokumpu Oyj) tilinpäätöksiä vuosilta 2010-2016. Otanta on pieni, joten tulokset antavat vain perustan arvioida jatkotutkimuksen tarve.

Tutkielman tavoitteena on siten kehittää yksinkertainen ennustusmalli, joka ilmoittaa yrityksen seuraavan vuoden liikevoittoprosentin.

Tutkimuksen hypoteesin mukaan tilinpäätöstietoihin perustuva monen muuttujan konkurssin ennustemalli soveltuu yhtä hyvin liikevoiton kuin konkurssin ennustamiseen, ja siten seuraavan vuoden liikevoittoprosentti on ennustettavissa laskennallisilla menetelmin.

1.3 Tutkielman rakenne

Tutkielman kirjallisuuskatsauksessa käsitellään aikaisempia konkurssin ennustusmalleja. Ennustusmalleista käsitellään yhden muuttujan malli, monen muuttujan malli ja logistinen regressiomalli. Kolmannessa luvussa siirrytään tutkimuksen kvantitatiiviseen osioon, jossa käydään läpi aineisto, tutkimuksen oletukset ja tutkimusmenetelmä yksityiskohtaisesti. Tämän lisäksi tarkastellaan tutkimustuloksia tilastollisesta näkökulmasta ja IFRS tilinpäätöskäytäntöjen vaikutuksia tutkimuksen tunnuslukuihin. Neljännessä luvussa analysoidaan tuloksia ja viimeinen luku sisältää yhteenvedon.

2 Kirjallisuuskatsaus aikaisempaan tutkimukseen

Tässä luvussa analysoidaan tilinpäätöstietoihin perustuvia konkurssin ennustusmalleja. Aikaisemmasta tutkimuksesta käsitellään yhden muuttujan malli, monen muuttujan malli ja logistinen regressiomalli. Tämän lisäksi tarkastellaan ennustemallien oletuksia ja ongelmakohtia.

2.1 Ennustemallien oletukset

Konkurssin ennustaminen perustuu systemaattisiin eroihin tunnusluvuissa konkurssiin ajautuvien ja toimintaansa jatkavien yritysten välillä. Tunnuslukujen erot ovat havaittavissa pari vuotta ennen konkurssia, mikä mahdollistaa sen ennustamisen tilinpäätöstiedoista. (Laitinen & Laitinen 2004, 27)

Konkurssin ennustusmallit perustuvat historiallisiin lukuihin, joten yritysten käyttäytyminen ei saa muuttua tarkasteluajanjakson aikana. Tällöin konkurssiin ajautumisen tunnistet ovat havaittavissa edellisvuosien tilinpäätöstiedoista. Tämän lisäksi oletetaan, että tilinpäätökset ovat virheettömiä ja antavat kokonaisvaltaisen kuvan yrityksen taloudellisesta tilanteesta.

2.2 Yhden muuttujan malli

2.2.1 Yleiskatsaus

Yhden muuttujan mallissa huomioidaan yksi tunnusluku. Tutkimuksessa vertaillaan historiallisia tunnuslukuja konkurssiyritysten ja toimintaansa jatkavien yritysten välillä. Tavoitteena on löytää tunnusluku, joka selittäisi konkurssiin ajautumista. Tilannetta voidaan yksinkertaistaa laatimalla jakaumat konkurssiyritysten ja vakavaraisten yritysten tunnusluvuille. Jakaumien leikkauspiste kertoo, kuinka tehokkaasti tunnusluku selittää konkurssia. Optimaalisessa tilanteessa jakaumat ovat täysin erillään. (Laitinen 1990)

Tämän jälkeen asetetaan konkurssia selittävälle tunnusluvulle kriittinen arvo. Kriittisen pisteen alapuolelle jäävät organisaatiot ajautuvat konkurssiin ja yläpuolelle asettuvat yhtiöt jatkavat toimintaansa. Kriittinen arvo asetetaan pisteeseen, jossa luokitteluvirhe on pienimmällään. (Beaver 1966). Vertaamalla yrityksen tunnusluvun arvoa mallin kriittiseen pisteeseen voidaan ennustaa, ajautuuko yritys konkurssiin.

Beaver (1966) jakaa yhden muuttujan mallin luokitteluvirheet ensimmäisen ja toisen tyypin luokitteluvirheisiin. Ensimmäisen tyypin virheessä konkurssiyritys luokitellaan toimintaansa jatkavaksi yritykseksi. Vastaavasti toisen tyypin virheessä toimintaansa jatkava yritys määritellään konkurssiyritykseksi.

Ensimmäisen tyypin virheen kustannukset ovat toisen tyypin virheeseen nähden moninkertaiset. Velan myöntäminen konkurssiyritykselle johtaa tappiokirjauksiin ja kielteisessä luottopäätöksessä menetetään korkotuotot. Luokitteluvirhe on luonnollinen osa tilastollista tutkimusta, mutta velkojalle luokitteluvirhe on huomattava kustannus. Tämän perusteella on kyseenalaistettu yhden muuttujan mallin käytännöllisyyttä.

Tunnusluku voi myös asettua kriittisen pisteen yläpuolelle, kun muut tunnusluvut ovat pisteen alapuolella. Dimitras et al. (1996) mukaan yhden muuttujan mallin heikkous on, että tunnusluvut antavat ristiriitaisia tuloksia. Taloudellisen tilanteen analysoiminen on haastavaa, kun tunnusluvut antavat eri tuloksia. Ratkaisuna kehitettiin monen muuttujan malleja, joita käsitellään luvussa 2.3.

Yhden muuttujan malli on kuitenkin yksinkertainen ja nopea konkurssin ennustusmalli. Tunnusluvun arvoa täytyy vain verrata kriittiseen pisteeseen. Tämän lisäksi yhden muuttujan mallia voidaan hyödyntää sisäisessä laskennassa etsimällä tehokkuustappiota.

2.2.2 William H. Beaverin malli

William H. Beaverin klassisessa tutkimuksessa käsitellään yhden muuttujan mallia. Beaverin tutkimukseen sisältyi 79 konkurssiin ajautunutta ja 79 toimintaansa jatkavaa yritystä. Toimintaansa jatkavat yritykset valittiin vastinparimenetelmällä eli konkurssiyrityksille etsittiin samankokoinen vastinpari samalta toimialalta. Tällöin yritykset olivat vertailukelpoisia. (Beaver 1966)

Tutkimukseen sisältyi 30 tunnuslukua, joiden perusteella analysoitiin yritysten taloudellista tilannetta viisi vuotta ennen konkurssia. Tunnuslukujen valintaperiaatteena käytettiin aikaisempaa tutkimusta ja konkurssin ennustuskyykyä. Tunnusluvut olivat suhdelukuja. (Beaver 1966)

Beaver (1966) vertaili tunnuslukujen keskiarvoa konkurssiyritysten ja vastinparien välillä. Kyseistä menetelmää Beaver nimitti profiilianalyysiksi. Konkurssin selityskyky havaittiin rahoitustuloksen suhteessa vieraaseen pääomaan sekä nettotuloksen suhteessa taseen loppusummaan. Ensimmäinen tunnusluku kertoo tuloksesta velkoihin nähden ja toinen vertaa kannattavuutta kokonaispääomaan. Erot olivat huomattavissa viisi vuotta ennen konkurssia.

Laitinen (1990) on kritisoinut keskiarvon käyttöä Beaverin tutkimuksessa. Hänen mukaan yksittäinen havainto voi muuttaa keskiarvoa huomattavasti ja siksi profiilianalyysi pitäisi suorittaa mediaaneilla.

Keskiarvon lisäksi Beaver tutki yhden tunnusluvun suhdetta konkurssiin. Tutkimuksessa yritykset jaettiin kahteen ryhmään. Kriittiset pisteet määritettiin ensimmäisen ryhmän tunnuslukujen perusteella. Tämän jälkeen toisen ryhmän tunnuslukuja verrattiin kriittisiin arvoihin. Tutkimus johti ensimmäisen ja toisen tyyppin virheisiin. (Beaver 1966)

Tutkimustulosten mukaan rahoitustuloksen suhde vieraaseen pääomaan selitti parhaiten konkurssia. Kokonaisluokitteluvirhe vuosi ennen konkurssia oli 13 % ja viisi vuotta ennen konkurssia 22 %. (Beaver 1966). Tilastollisessa tutkimuksessa virhemarginaali on normaalia, mutta velkojan näkökulmasta tämän kaltainen luokitteluvirhe on kestämätöntä. Kriittinen arvo pitäisi asettaa pisteeseen, jossa ensimmäisen tyyppin virheet olisivat pienimmillään.

2.2.3 Pompen ja Bilderbeekin tutkimus

Beaverin (1966) tutkimuksen jälkeen tutkijat ovat keskittyneet pääsääntöisesti monen muuttujan malleihin. Paul Pompe ja Jan Bilderbeek (2005) kuitenkin tutkivat konkurssin ennustamista yhdellä tunnusluvulla keskittymällä pieniin ja keskisuuriin belgialaisiin yrityksiin. Tutkimuksen otantaan sisältyi 1369 yritystä ja 73 tunnuslukua. Pompen ja Bilderbeekin tutkimus oli ainutlaatuinen, koska tutkimuksessa painotettiin tunnuslukujen ja konkurssin välistä selityssuhdetta ennustusmallin laatimisen sijaan.

Pompen ja Bilderbeekin (2005) tutkimus perustui kahteen hypoteesiin. Ensimmäisen hypoteesin mukaan tunnusluvut heikkenevät järjestyksessä ennen konkurssia. Konkurssi on ensin havaittavissa tehokkuuden ja kannattavuuden tunnusluvuissa. Tämän jälkeen rahoitusvaikeudet ovat huomattavissa vakavaraisuuden ja maksuvalmiuden tunnusluvuissa. Toisen hypoteesin mukaan on vaikeampaa ennustaa nuoren yrityksen konkurssi.

Ensimmäistä hypoteesia tutkittiin jakamalla tunnusluvut tehokkuuden, kannattavuuden, vakavaraisuuden ja maksuvalmiuden ryhmiin. Seuraavaksi tutkittiin ryhmien ennustuskykyä alkaen

viisi vuotta ennen konkurssia. Hypoteesi hylättiin, mutta tutkimuksessa havaittiin kausaalinen suhde konkurssin ja tunnuslukujen välillä. (Pompe & Bilderbeek 2005)

Pompe ja Bilderbeek tutkivat toista hypoteesia jakamalla yritykset kahteen ryhmään iän perusteella ja laatimalla ryhmille erilliset ennustusmallit. Vertaamalla mallien ennustuskkyä vahvistettiin, että nuorten yritysten konkurssi on vaikeampi ennustaa. Nuorille yrityksille ei ole kerääntynyt voittovaroja alijäämäisiä tilikausia varten ja vanhemmista yrityksistä on saatavilla enemmän tilinpäätöstietoja. (Pompe & Bilderbeek 2005)

2.3 Monen muuttujan malli

2.3.1 Yleiskatsaus

Ratkaisuna yhden tunnusluvun antamaan yksipuoliseen kuvaan kehitettiin monen muuttujan malli. Monen muuttujan mallissa yhdistetään useamman tunnusluvun tieto yhdeksi muuttujaksi, joka selittää konkurssia paremmin kuin yksittäinen tunnusluku (Laitinen 1990, 89).

Kaava 1 näyttää monen muuttujan mallin rakenteen:

$$(1) y = a_0 + a_1x_1 + \dots + a_nx_n$$

missä y on yhdistelmäluke, a_0 on vakio, a_n on regressiokerroin ja x_n on tunnusluvun arvo.

Monen muuttujan mallin kertoimet ja vakio voidaan valita erotteluanalyysillä tai pienimmän neliösumman avulla. Funktion rakentamisessa täytyy myös huomioida tunnuslukujen väliset suhteet ja tunnuslukujen valintaperiaate. Tunnusluvut voidaan valita konkurssin ennustuskvyn perusteella, mutta tunnuslukujen yhdistelmä ei välttämättä ennusta konkurssia. (Laitinen & Laitinen 2004, 131-133)

Konkurssin ennustamisessa on pääsääntöisesti käytetty erotteluanalyysia funktion laatimisessa (Laitinen & Laitinen 2004, 133). Laitisen ja Kankaanpään (1999) mukaan erotteluanalyysia kannattaa hyödyntää, kun ennustettava muuttuja on kvalitatiivinen. Konkurssin ennustamisessa

luokitellaan yritys konkurssiksi tai vakavaraiseksi, joten ennustettava muuttuja on kvalitatiivinen.

Monen muuttujan mallissa yritykset luokitellaan yhden tunnusluvun tavoin kriittisellä pisteellä konkurssiksi tai vakavaraiseksi. Yhdistelmäluvun kriittinen arvo asetetaan pisteeseen, jossa kokonaisluokitteluvirhe on pienimmillään. Monen muuttujan mallin käytännöllisyyttä voidaan myös kyseenalaistaa, sillä luokitteluvirheet aiheuttavat kustannuksia.

Erotteluanalyysin käyttämistä monen muuttujan mallissa on myös kritisoitu. Konkurssiin ajautuminen on aikaa vievä prosessi, joten lineaarisella mallilla olisi parempi ennustuskky. Erotteluanalyysillä laadittu ennustemalli ei ole lineaarinen, eivätkä tunnusluvut ole normaalisti jakautuneita. (Collins 1980). Monen muuttujan malli kuitenkin huomioi talouden kokonaiskuvan. Konkurssi ei johdu yhdestä tunnusluvusta.

2.3.2 Edward I. Altmanin tutkimus

Edward I. Altman jatkoi Beaverin tutkimusta lisäämällä ennustusmalliin tunnuslukuja. Hän valitsi tutkimukseensa 33 konkurssiin ajautunutta yritystä vuosilta 1946-1965. Altman myös käytti Beaverin vastinparimenetelmää. Tutkimukseen sisältyi 20 suhdelukua, jotka Altman jakoi viiteen ryhmään. Tunnuslukujen valinta perustui aikaisempaan käyttöön tieteellisessä tutkimuksessa. Lopulliseen erottelufunktioon Altman valitsi yhden tunnusluvun jokaisesta ryhmästä. (Altman 1968)

Altman (1968) valitsi lopulliseen ennustemalliin viisi tunnuslukua muuttujien välisen korrelaation ja funktion ennustuskyyvyn perusteella. Tavoitteena oli yhdistää viisi tunnuslukua, jotka yhdessä ennustavat konkurssia paremmin kuin yksi tunnusluku. Hän nimesi lopullisen funktion Z-malliksi. Liite 1 näyttää Z-mallin kaavan.

Altmanin Z-malli ennusti yhden muuttujan mallia paremmin konkurssiin ajautumista vuosi ennen konkurssia (Altman 1968). Pidemmällä ajanjaksolla esimerkiksi Beaverin yhden muuttujan malli on parempi. Taulukko 1 näyttää Altmanin Z-mallin luokitteluvirheet.

Taulukko 1. Altmanin Z-mallin luokitteluvirheet

Taulukon data on lainattu lähteestä: Altman (1968). Taulukon ulkoasua on muokattu.

Vuosia ennen konkurssia	Oikein	Väärin	Luokitteluvirhe
1	31	2	5%
2	23	9	28%
3	14	15	52%
4	8	20	71%
5	9	16	64%

Taulukosta 1 nähdään, että vuosi ennen konkurssia kokonaisluokitteluvirhe on 5 % ja kaksi vuotta ennen konkurssia 28 %. Beaverin yhden tunnusluvun mallissa vastaavat arvot ovat 13 % ja 21 % (Beaver 1966). Altmanin Z-mallin luokitteluvirhe kasvaa huomattavasti kahden vuoden jälkeen ja neljä vuotta ennen konkurssia virhe on 71 %. Beaverin mallissa luokitteluvirhe neljä vuotta ennen konkurssia on 24 % (Beaver 1966). Altmanin viiden muuttujan malli on tehokas vuosi ennen konkurssia, mutta Beaverin malli on parempi pidemmällä aikavälillä. Beaverin (1966) mallin luokitteluvirheet laskettiin rahoitustuloksen suhteella vieraaseen pääomaan.

Vuonna 1977 Altman jatkoi tutkimustaan ja kehitti Zeta-mallin yhdessä Haldemanin ja Narayanin kanssa. Tutkimuksessa tarkasteltiin 53 konkurssiin ajautunutta yritystä vähittäiskaupan ja teollisuuden aloilta. Tutkimukseen sisältyi myös 58 toimintaansa jatkavaa yritystä samoilta toimialoilta. Yritysten valinnassa ei käytetty vastinparimenetelmää. (Altman et al. 1977)

Lopullinen ennustemalli koostui seitsemästä tunnusluvusta. Tutkimustulosten mukaan kertyneiden voittovarojen suhde taseen loppusummaan oli merkitsevin tunnusluku. Tutkimus suoritettiin yhteistyössä rahoitusalan yrityksen kanssa, joten funktion sisältämiä tunnuslukuja ei julkaistu. Kokonaisluokitteluvirhe oli pieni 1-2 vuotta ennen konkurssia ja Z-malliin verrattuna luokitteluvirhe oli pienempi myös pidemmällä aikavälillä. (Altman et al. 1977)

Altman vielä jatkoi tutkimustaan vuonna 2000 päivittämällä mallejaan. Tavoitteena oli luoda malli, joka vastaisi uudistunutta toimintaympäristöä. Monen muuttujan mallin peruseriaate ei kuitenkaan muuttunut, esimerkiksi Altman vain muutti Z-mallin kertoimia. (Altman 2000)

2.4 Logit-analyysi

2.4.1 Yleiskatsaus

Monen muuttujan mallissa yritykset luokitellaan konkurssiksi tai vakavaraisiksi, mutta logit-analyysissa ennustetaan yrityksen konkurssiriski. Logistisessa regressiossa hyödynnetään myös logaritmuunnosta, jotta ennustettava muuttuja on jatkuva. Jatkuvuus varmistaa, että logit-analyysissa ei tarvita taustaoletuksia. (Aziz & Dar 2006). Yhden tunnusluvun tapauksessa logistinen regressio voidaan kirjoittaa seuraavaan muotoon (Kaava 2):

$$(2) \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = a + bx$$

missä p on konkurssiriski, a on vakio, b on regressiokerroin ja x on selittävä muuttuja. Ratkaisemalla konkurssiriski saadaan logit-analyysin ennustemalli (Kaava 3):

$$(3) p = \frac{1}{1 + e^{-(a+bx)}}$$

missä p on konkurssiriski, e on neperin luku, a on vakio, b on regressiokerroin ja x on selittävä muuttuja. Neperin luvun potenssissa olevaan regressiomalliin voidaan myös lisätä tunnuslukuja. Monen muuttujan tilanteessa malli laaditaan erotteluanalyysillä tai pienimmän neliösumman avulla.

James A. Ohlsonin (1980) tutkimus oli ensimmäisiä logit-analyysia hyödyntäviä konkurssin ennustemalleja. Tämän jälkeen logistinen regressioanalyysi on ollut käytetyin menetelmä konkurssin ennustamisessa. (Laitinen & Kankaanpää 1999). Azizin ja Darin (2006) mukaan logistiset mallit ovat prosentin tarkempia kuin monen muuttujan mallit.

Logit-analyysi on käytännöllisempi kuin monen muuttujan malli, sillä logistinen regressio ennustaa yrityksen konkurssiriskin. Monen muuttujan mallissa luokitteluvirheistä koituu kustannuksia, mutta logit-analyysin konkurssiriski voidaan huomioida esimerkiksi vieraan pääoman hinnoittelussa. Logistinen funktio myös noudattaa logistista jakaumaa ja reagoi muutoksiin eri

tavalla. Tunnuslukujen muutoksilla käyrän ääripäissä on vain pieni vaikutus yrityksen konkurssiriskiin.

2.4.2 James A. Ohlsonin malli

Ohlsonin (1980) tutkimukseen sisältyi yhdeksän tunnuslukua, jotka kuvasivat yrityksen taloudellista tilaa ja suorituskykyä. Tunnusluvut olivat myös yksinkertaisia. Lopulliseen ennustemalliin Ohlson sisällytti taseen loppusumman, velkojen suhteen omaan pääomaan, nettotuloksen suhteen taseen loppusummaan ja käyttöpääoman suhteen taseen loppusummaan. Logit-analyysin avulla Ohlson ennusti yritysten konkurssiriskit. (Ohlson 1980)

Vuosi ennen konkurssia ennustusmallin luokitteluvirhe oli 14,9 %. Kriittiseksi pisteeksi asetettiin 3,8 prosentin konkurssiriski. Ohlson käytti Altmanin aineistoa luokitteluvirheiden mittaamisessa. (Ohlson 1980). Verrattuna Altmanin (1968) monen muuttujan malliin logit-analyysi ei saavuttanut vastaavaa ennustuskkyä. Logistinen regressiomalli on kuitenkin käytännöllisempi ja Ohlsonin tutkimukseen sisältyi enemmän dataa.

2.5 Muita tutkimuksia

Ohlsonin (1980) tutkimuksen jälkeen konkurssin ennustamisessa on pääsääntöisesti hyödynnetty logit-analyysia. Tutkimukset ovat keskittyneet eri toimialoihin ja maihin, esimerkiksi Abbas ja Rashid (2011) tutkivat konkurssin ennustamista Pakistanissa. Abbasin ja Rashidin tutkimukseen valittiin 24 tunnuslukua ja yrityksiä analysoitiin viisi vuotta ennen konkurssia. Lopulliseen logistiseen malliin valittiin liikevaihdon suhde taseen loppusummaan, kassavirran määrä ja liikevoiton suhde taseen vastaaviin. Tutkimuksen luokitteluvirhe oli 23,1 %.

Aatto Prihti (1975) oli ensimmäinen suomalainen, joka tutki konkurssin ennustamista. Prihti laati Altmanin (1968) kaltaisen monen muuttujan mallin erotteluanalyysilla. Tunnuslukujen valinta perustui Prihtin konkurssimalliin, joka kuvasi yrityksen käyttäytymistä ennen konkurssia. Konkurssimallin perusteella laadittiin kolme hypoteesia konkurssiin ajautumisesta. Tämän jälkeen hypoteeseille etsittiin tunnusluvuista vastineet. Ensimmäisen hypoteesin mukaan vakava-raisen yrityksen tulorahoitus kattaa maksuvaatimukset. Toinen hypoteesi tutki konkurssiajankohtaa ja kolmas hypoteesi keskittyi lisärahoituksen arviointiin.

Prihtin (1975) tutkimukseen sisältyi 136 suomalaista yritystä. Yritysten valinnassa ei käytetty vastinparimenetelmää. Konkurssiin ajautuneet ja toimintaansa jatkavat yritykset olivat samoilta toimialoilta. Lopulliseen erottelufunktioon valittiin kolme tunnuslukua, jotka olivat hypoteesien vastineita. Kokonaisluokitteluvirhe vuosi ennen konkurssia oli 20 %. Vastaavasti neljä vuotta ennen konkurssia luokitteluvirhe oli 30 %. Altmanin (1968) tutkimuksessa luokitteluvirhe oli huomattavasti pienempi vuosi ennen konkurssia, mutta kokonaisluokittelu oli 71 % neljä vuotta ennen konkurssia.

Erkki K. Laitinen (1989) on myös tutkinut yritysten konkurssiprosesseja ja konkurssiin ajautumista. Laitisen hypoteesin mukaan pienet yritykset ajautuvat helpommin konkurssiin, sillä suurilla yrityksillä on voittovaroja, joilla voidaan pitkittää konkurssiprosessia. Tutkimustulokset osoittivat, että konkurssi oli havaittavissa pienissä yrityksissä neljä vuotta ennen konkurssia. Pompen ja Bilderbeekin (2005) tutkimus yrityksen iän vaikutuksesta konkurssiin oli samankaltainen. Laitinen on myös julkaissut muita tutkimuksia konkurssin ennustamisesta (esim. Laitinen & Luoma 1991).

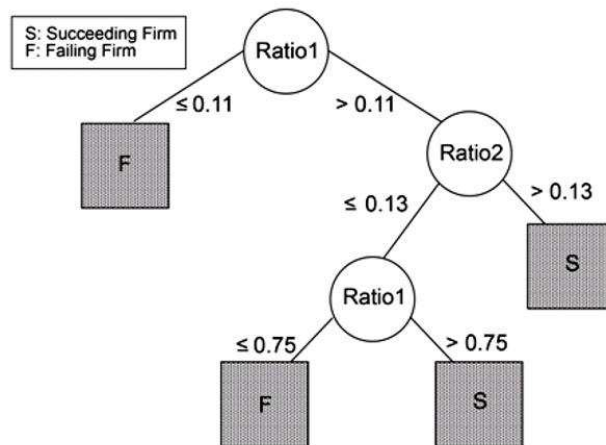
Laitinen ja Luoma (1991) tutkivat suomalaisten yritysten konkurssikehitystä eloonjäämisanalyysillä. Tutkimustulosten mukaan konkurssiriski on pieni kolme vuotta ennen konkurssia, mutta riskiluku kasvaa huomattavasti vuosi ennen konkurssia. Toimenpiteet konkurssin ehkäisemiseksi pitäisi aloittaa ajoissa, koska viimeisen vuoden aikana on enää vähän tehtävissä konkurssin välttämiseksi.

Laitisen ja Luoman (1991) käyttämä eloonjäämisanalyysi on muodoltaan samankaltainen kuin logistinen regressiomalli. Eloojäämismalli ennustaa konkurssin riskiluvun tai yrityksen elinajan. Erona logit-analyysiin eloonjäämisanalyysissä huomioidaan tarkasteluhetken ja konkurssin välinen aikahorisontti. Aikaisemmissa malleissa analysoidaan yritystä tarkasteluhetkenä kymmenen vuosi ennen konkurssia, mutta eloonjäämismallissa katsotaan koko ajanjaksoa. Eloojäämisanalyysin käyttäminen on kuitenkin jäänyt vähäiseksi. (Laitinen & Kankaanpää 1999; Laitinen & Laitinen 2004)

Eloojäämisanalyysin lisäksi konkurssia on ennustettu päätöspuun avulla. Gepp ja Kumar (2015) vertasivat päätöspuun ennustuskykyä aikaisempiin konkurssin ennustemalleihin. Kuva 1 havainnollistaa päätöspuun käyttöä konkurssin ennustamisessa.

Kuva 1. Konkurssin ennustaminen päätöspuulla

Kuva on lainattu lähteestä: Gepp & Kumar 2015.



Kuvasta 1 nähdään, että tunnuslukuja analysoidaan yksi kerrallaan. Jos tunnusluku ei vastaa kriittisen pisteen ehtoja, yritys luokitellaan konkurssiksi tai toisen tunnusluvun on korvattava vaje. Geppin ja Kumarin (2015) tutkimus osoitti, että päätöspuu on varteen otettava ennustusmalli, kun tuloksia verrattiin esimerkiksi logit-analyysiin.

2.6 Ennustemallien luotettavuusongelmat

Ennustemallien luotettavuutta rajoittaa tilinpäätösten ulkopuolinen tieto, joka ei käy ilmi tunnusluvuista kuten henkilöstön tietotaito. Luotettavuutta rajoittaa myös moraalikato, sillä yritys voi konkurssilla välttää sitoumuksia ja velan takaisinmaksua. Omistajat saattavat vielä pitkittää konkurssiprosessia riskisillä sijoituksilla tai velkaantumalla, sillä he eivät vastaa yrityksen veloista. Tämän lisäksi täyskatteellista tuloslaskentaa käyttävä yritys voi varastokirjauksilla siirtää kuluja seuraavalle tilikaudelle eli konkurssin tunnusmerkkejä voidaan aktivoida taseeseen.

Luotettavuuteen vaikuttaa myös yritysten käyttäytyminen, sillä konkurssin ennustemalleissa yritysten käyttäytyminen ei saa muuttua tarkasteluajanjakson aikana. Ennustemalleja ei siis voi hyödyntää dynaamisille toimialoilla. Tunnusluvut lasketaan myös historiallisista luvuista, joten malleja pitäisi jatkuvasti päivittää, koska ennustemalli vanhenee yritysten liiketoiminnan ja toimintaympäristön muuttuessa.

Konkurssin ennustamisessa otannat ovat myös pääsääntöisesti olleet pieniä (esim. Beaver 1966; Altman 1968 ja Prihti 1975). Pieni otanta rajoittaa mallin ennustuskkyä ja luotettavuutta. Tämän lisäksi vastinparien etsiminen konkurssiyrityksille on subjektiivinen menetelmä, mikä voi vaikuttaa lopputulokseen.

3 Liikevoittoprosentin ennustaminen tilinpäätöstiedoilla

Tässä luvussa tutkitaan, voidaanko yrityksen seuraavan vuoden liikevoittoprosentti ennustaa viiden muuttujan lineaarisella mallilla. Tutkimus perustuu Altmanin (1968) aikaisempaan tutkimukseen konkurssin ennustamisesta. Muuttujina käytetään tilinpäätöstiedoista laskettuja tunnuslukuja. Tämän lisäksi käsitellään IFRS tilinpäätöskäytäntöjen vaikutuksia tutkimuksen tunnuslukuihin.

3.1 Aineisto

Tutkimuksen kohteena ovat Amer Sports Oyj, Kone Oyj, Huhtamäki Oyj, Nokian Renkaat Oyj ja Outokumpu Oyj. Yritykset ovat julkisesti listautuneita osakeyhtiötä Helsingin pörssissä ja aineistona käytetään tilinpäätöksiä vuosilta 2010-2016.

Yritykset valittiin liiketoimintamallin, liikevaihdon ja yhtiömuodon perusteella. Valintakriteereinä käytettiin seuraavia: 1) yritys on julkisesti listautunut osakeyhtiö ja se sisältyy OMX 25 Helsinki indeksiin, 2) yrityksen liiketoimintamalli perustuu teolliseen tuotantoon ja 3) yrityksen liikevaihto ylittää miljardi euroa vuodessa tarkasteluajanjakson aikana. Kyseiset ehdot varmistavat, että yritykset ovat vertailukelpoisia. Beaverin (1966) vastinparimenetelmää ei voi hyödyntää liikevoittoprosentin ennustamisessa, sillä ennustettava muuttuja ei ole kvalitatiivinen.

Yritysten välillä on myös eroja, esimerkiksi 45 % Kone Oyj:n liikevaihdosta koostuu palvelutuotannosta (Kone 2016, 26). Kone Oyj:n ydinliiketoiminta perustuu kuitenkin teolliseen tuotantoon, eikä tilastollisessa tutkimuksessa voi välttää eroavaisuuksia kokonaan.

Tilinpäätöstiedoista laskettiin liikevoittoprosentti, käyttökateprosentti, kokonaispääoman tuottoprosentti, sijoitetun pääoman tuottoprosentti, oman pääoman tuottoprosentti, omavaraisuus-

aste, nettovelkaantumisaste ja suhteellinen velkaantuneisuus. Tunnusluvut laskettiin Yritystutkimusneuvottelukunnan laskentakaavojen mukaan (Yritystutkimus ry 2017, 63-71). Liite 2 näyttää tunnuslukujen laskentakaavat.

Liikevoittoprosentti laskettiin vuosille 2012-2016 ja muut tunnusluvut laskettiin vuosille 2011-2015. Tuottoprosenteissa käytettiin jakajana alkavan ja lopettavan taseen keskiarvoa. Liite 3 sisältää tutkielman tunnusluvut.

Tunnusluvut laskettiin konsernitilinpäätöksistä. Konsernit noudattavat IFRS tilinpäätöskäytäntöjä, joten tunnusluvut ovat vertailukelpoisia. Haaramon (2012) mukaan IFRS tilinpäätöskäytännöissä korostetaan sijoittajan näkökulmaa, tasekeskeisyyttä ja markkinaperusteisuutta. Kansainvälinen normisto on myös yksityiskohtaisempi ja perustuu tuloslaskennan ja verotuksen erillisyyteen.

Sijoittajan näkökulma, tasekeskeisyys ja markkinaperusteisuus ovat olennaisempia ulkopuoliselle henkilölle kuin kirjanpitolain korostama velkojen suoja ja hankintameno ajattelu. Konserneilla on myös mahdollisuus nostaa markkinaehtoista rahoitusta ja tutkielmassa keskityttiin liikevoittoprosentin ennustamiseen eli yrityksiä tarkasteltiin sijoittajan näkökulmasta. Siksi myös tunnusluvut laskettiin konsernien tilinpäätöksistä emoyhtiöiden sijaan.

3.2 Tutkimusmenetelmä ja oletukset

Tutkimusmenetelmänä käytettiin Altmanin (1968) viiden tunnusluvun mallia, kuitenkin siten, että konkurssin sijaan ennustettiin seuraavan vuoden liikevoittoprosentti. Logit-analyysi perustuu binaariseen tilanteeseen, jossa ennustemalli voi saada kaksi arvoa, joten monen muuttujan malli on parempi liikevoittoprosentin ennustamiseen.

Kertoimet ja vakio valittiin pienimmän neliösumman menetelmällä, sillä ennustettava muuttuja on kvantitatiivinen. Seitsemästä tunnusluvusta saatiin 21 eri viiden tunnusluvun regressiomallia ja lopullinen ennustemalli valittiin regressioanalyysin perusteella. Ennustusmallin selityssasteella ja satunnaisvirheellä oli suurin painoarvo. Regressioanalyysissä huomioitiin myös ennustusmallin jäännösarvojen jakauma, kvantiilikuvio ja keskivirhe.

Taustaoletuksiin kuuluu, että yritysten käyttäytyminen ei ole muuttunut tarkasteluajanjakson aikana ja liiketoiminta on jatkuvaa. Tilinpäätöstietojen ulkopuolella olevia tekijöitä ei huomioida tutkimuksessa ja tilinpäätöstiedot oletetaan virheettömiksi. Tilinpäätösten erät ilmoitetaan kahden desimaalin tarkkuudella, joten tunnusluvuilla on pieni virhemarginaali. Yritysten ilmoittamia tunnuslukuja ei hyödynnetä, sillä yritysten laskentakaavoissa on eroja. Tase-eriä ei oikaista tunnuslukujen laskennassa.

3.3 Tunnuslukujen valinta

Ennustettavaksi muuttujaksi valittiin liikevoittoprosentti, sillä liikevoitto ilmoittaa tilikauden voiton poistojen ja arvonalentumisten jälkeen eli yrityksen investointipotentiaalin. Rahoituskulut ja verot jätettiin huomioimatta, sillä ne kertovat yrityksen rahoitusrakenteesta ja toimintaympäristön verotuksesta.

Käyttökateprosentti on samankaltainen tunnusluku, jossa ei huomioida poistoja ja arvonalentumisia. Tutkimukseni kuitenkin kohdistuu teollisuuden yrityksiin, joiden taseet sisältävät paljon poistettavaa kalustoa. Liikevoittoprosentti on tutkimukseen parempi tunnusluku, mutta käyttökate kuitenkin huomioidaan tutkielmassa.

Kannattavuuden tunnusluvuista huomioitiin myös kokonaispääoman tuottoprosentti, sijoitetun pääoman tuottoprosentti ja oman pääoman tuottoprosentti. Kokonaispääoman tuottoprosentti kertoo, kuinka tehokkaasti yritys hyödyntää vastaavaa puolen eriä. Tutkimuksen yrityksillä on huomattavasti aktiivaa taseissaan, joten kokonaispääoman tuottoprosentti sisällytettiin tutkimukseen.

Liikevoittoprosentin kasvu vaatii kannattavia investointeja eli nettotuloksen tehokasta hyödyntämistä. Sijoitetun pääoman tuottoprosentti kertoo yrityksen nettotuloksen suhteesta sijoitettuun pääomaan ja oman pääoman tuottoprosentti kertoo nettotuloksen suhteesta omaan pääomaan. Kyseiset tunnusluvut antavat kaksi näkökulmaa nettotuloksen hyödyntämisestä, joten ne sisällytettiin tutkielmaan.

Niukka toiminnallinen rahavirta suhteessa vieraan pääoman hoitomaksujen vaatimuksiin vaikuttaa yrityksen liiketoiminnan joustavuuteen ja sitoo organisaation rahoituksesta lähteviin vaatimuksiin. Toimialan kehittäminen, vaihtaminen, uudelleensuuntautuminen ja saneeraaminen ovat vaikeasti toteutettavissa rahoituksen ollessa joustamatonta. (Leppiniemi et al. 2017). Yrityksen vakavaraisuus kertoo liiketoiminnan jatkuvuudesta, joustavuudesta ja kyvystä tuottaa voittoa tulevaisuudessa, joten myös kolme vakavaraisuuden tunnuslukua valittiin tutkimukseen.

Suhteellinen velkaantuneisuus varmistaa, että taseen velat pysyvät kohtuullisena verrattuna yrityksen tuloihin. Nettovelkaantumisaste tasapainottaa tilannetta kertomalla yrityksen korollisen nettovelan suhteellisesta määrästä, sillä suhteellinen velkaantuneisuus sisältää myös korottomat velat. Tämän perusteella suhteellinen velkaantuneisuus ja nettovelkaantumisaste valittiin tutkimukseen. Myös omavaraisuusaste sisällytettiin tutkielmaan, sillä omavaraisuusaste on vakavaraisuuden perusmittari.

3.4 IFRS tilinpäätöskäytäntöjen vaikutus

IFRS tilinpäätöskäytännöt eivät muuta tunnuslukujen laskentaperiaatteita, mutta niiden arvoihin tulee muutoksia. Suurimmat erot löytyvät taseen eriä sisältävistä tunnusluvuista. (Yritystutkimus ry 2006, 41). Seuraavaksi käsitellään IFRS tilinpäätöskäytäntöjen vaikutuksia tutkimuksen tunnuslukuihin verrattuna FAS tilinpäätöskäytäntöihin.

Käyttökateprosenttia parantaa rahoitusleasingkulujen käsittely poistoina ja rahoituskuluina, sillä ne siirtyvät käyttökatteen alapuolelle tuloslaskelmassa. Suojauslaskentaan liittyviä eriä voidaan myös siirtää käyttökatteen alapuolelle. (Yritystutkimus ry 2006, 41)

Liikevoittoprosenttiin vaikuttaa liikearvopoistojen korvaaminen arvonalentumistestillä. Liikearvon poistot voivat jäädä kokonaan pois parantaen yrityksen liiketulosta. Vastaavasti käyttöomaisuushyödykkeiden arvonalentumistestit voivat johtaa yllättäviin alaskirjauksiin, mikä heikentää liikevoittoprosenttia. (Yritystutkimus ry 2006, 41)

Liikevoittoon ja käyttökatteeseen vaikuttavat käytännöt muuttavat myös yrityksen nettotulosta (Yritystutkimusneuvottelukunta 2006, 41). Nettotuloksen muutokset vaikuttavat myös välillisesti kokonaispääoman, sijoitetun pääoman ja oman pääoman tuotto prosentteihin.

Pääomalainaa käsitellään IFRS tilinpäätöskäytäntöjen mukaan vieraana pääomana, mikä laskee yrityksen oman pääoman määrää. Vieraan pääoman määrä kasvaa myös eläkevastuiden kirjautumisesta. (Yritystutkimus ry 2006, 42). Nämä käytännöt vaikuttavat omavaraisuusasteeseen, oman pääoman tuotto prosenttiin ja suhteelliseen velkaantuneisuuteen.

Omasta pääomasta vähennetään myös omien osakkeiden osto. Vastaavasti realisoitumattomat arvomuutokset ja johdon arvioon perustuvat laskennalliset verosaamiset voivat nostaa oman pääoman määrää. Taseen loppusumma kasvaa leasing velkojen lisäämisestä taseeseen sekä myynti- ja takaisinvuokrausjärjestelyjen purkautumisesta. (Yritystutkimus ry 2006, 42). Kyseiset käytännöt heikentävät omavaraisuusastetta ja tuotto prosentteja.

Tutkimuksen yritykset noudattavat IFRS tilinpäätöskäytäntöjä konsernin kirjanpidossa, joten tunnusluvut ovat vertailukelpoisia. Kansainvälisten tilinpäätöskäytäntöjen vaikutus tunnuslukuihin kannattaa kuitenkin huomioida, kun analysoi tunnuslukujen arvoja. Yleisesti IFRS tilinpäätöskäytännöt parantavat yrityksen liiketulosta, kasvattavat velkaantumistasetta ja heikentävät sekä omavaraisuusastetta että tuotto prosentteja (Pörssisäätiö 2012, 30).

3.5 Tutkimustulokset

Analysoimalla aineiston eri regressiomalleja valittiin ennustusmalli, johon sisältyy käyttökateprosentti, oman pääoman tuotto prosentti, suhteellinen velkaantuneisuus, nettovelkaantumistaseta ja omavaraisuusaste. Kaava 4 näyttää ennustemallin kaavan:

$$(4) Y = 0.18380 + 1.18337X_1 - 0.13160X_2 - 0.05924X_3 - 0.05942X_4 - 0.37863X_5$$

missä Y on liikevoittoprosentti, X_1 on käyttökateprosentti, X_2 on oman pääoman tuotto prosentti, X_3 on suhteellinen velkaantuneisuus, X_4 on nettovelkaantumistaseta ja X_5 on omavaraisuusaste.

Ennustusmallin selitysaste on 95,02 % ja korjattu selitysaste on 93,72 %. Selitysasteen mukaan 95 % liikevoittoprosentin vaihteluista voidaan selittää ennustemallin tunnusluvuilla. Regressiomallien välisessä vertailussa kuitenkin hyödynnettiin korjattua selitystasetta, sillä muuttujien lisääminen lineaarisen malliin nostaa selitystasetta, vaikka selityssuhde pysyisi ennallaan. Ennustusmallin keskivirhe on 2,3 %, mikä on hyväksyttävä arvo tilastollisessa tutkimuksessa.

Taulukko 2 näyttää tunnuslukujen satunnaisvirheet ja keskihajonnat. Satunnaisvirheet laskettiin testaamalla nollahypoteesia, jossa regressiokerroin on nolla. Kokeessa käytettiin Studentin todennäköisyysjakaumaa, joka on suositeltavaa pienessä otannassa.

Taulukko 2. Tunnuslukujen keskihajonnat ja satunnaisvirheet

Muuttuja	Keskihajonta	Satunnaisvirhe
Käyttökateprosentti	0.18569	4.11e-06
Oman pääoman tuottoprosentti	0.08877	0.1546
Suhteellinen velkaantuneisuus	0.03342	0.0923
Nettovelkaantumisaste	0.03082	0.0690
Omavaraisuusaste	0.14333	0.0161

Taulukosta 2 nähdään, että käyttökateprosentti ja omavaraisuusaste ovat ennustemallin merkitsevimmät tunnusluvut, koska omavaraisuusasteen satunnaisvirhe on 1,62 % ja käyttökateprosentin satunnaisvirhe on melkein nolla. Korkeat keskihajonnat johtuvat kyseisten tunnuslukujen ja liikevoittoprosentin välisestä kausaalisesta suhteesta. Omavaraisuusasteen ja käyttökateprosentin kertoimet ovat ennustemallin korkeimpia eli niillä on suurin vaikutus liikevoittoprosentin arvoon, mutta tämä myös lisää muuttujien hajontaa.

Nettovelkaantumisasteen ja suhteellisen velkaantuneisuuden arvot ovat kohtuullisia, koska kyseisten tunnuslukujen keskihajonnat ovat matalia. Satunnaisvirheet ovat kuitenkin korkeita ja suhteellisen velkaantuneisuuden satunnaisvirhe on melkein kymmenen prosenttia. Regressiokertoimet ovat lähellä nollaa, joten kyseisillä tunnusluvuilla on pieni vaikutus ennusteeseen.

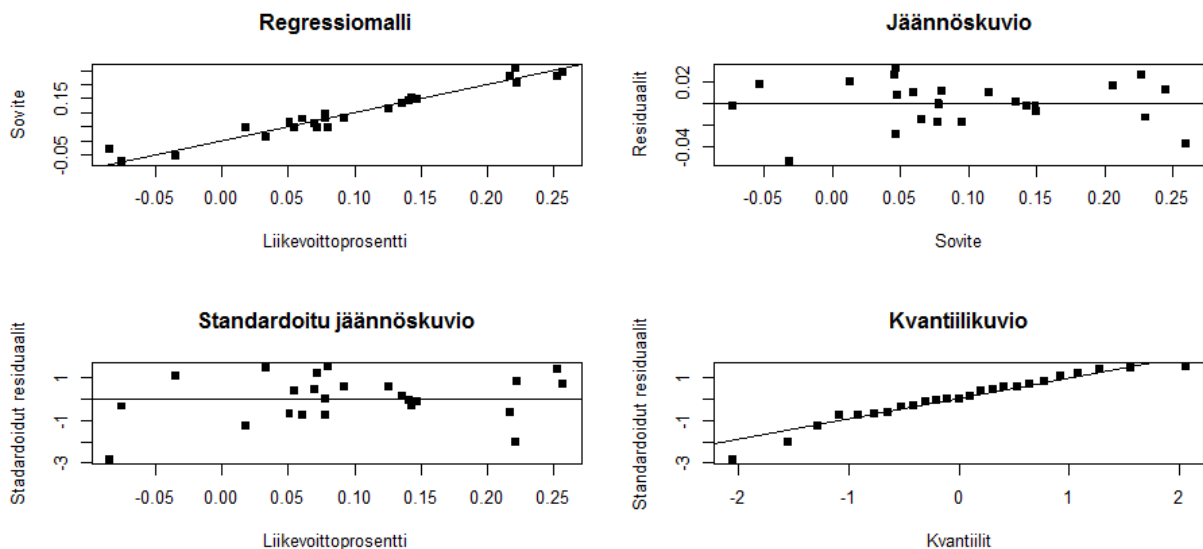
Oman pääoman tuottoprosentin satunnaisvirhe ja keskihajonta ovat korkeita. Linearisessa monen muuttujan mallissa tunnuslukujen kombinaatio on kuitenkin tärkeämpi ja ennustemallin satunnaisvirhe onkin $1,022e-11$. Tutkimus saavuttaa yhden prosentin tilastollisen merkitsevyyden.

Kuva 2 näyttää ennustusmallin jäännöskuvion, normitetun jäännöskuvion, regressiomallin ja kvantiilikuvion. Regressiomallin hajontakuvio ilmaisee liikevoittoprosentin ja ennustemallin sovitteiden välisen suhteen. Havainnot keskittyvät lähelle regressiosuoraa, joten selittävien tunnuslukujen ja liikevoittoprosentin välillä on vahva kausaalinen suhde.

Jäännöskuvio kertoo ennustusmallin sovitteiden ja residuaalien välisestä suhteesta. Standardoitu jäännöskuvio näyttää normitettujen jäännösten hajontakuvion. Residuaalien ja normitettujen jäännösten hajontakuviot ovat satunnaisia, joten liikevoittoprosentin ennustemalli on lineaarinen.

Funktion lineaarisuutta tukee myös ennustusmallin kvantiilikuvio, joka vertaa teoreettisia kvanttiileja normitettuihin jäännöksiin. Kuvion muuttujat keskittyvät suoran lähelle, joten tunnusluvut ovat normaalisti jakautuneita. Konkurssin ennustumalleissa ei ole havaittu vastaavanlaista lineaarisuutta, koska vakio ja kertoimet valitaan pääsääntöisesti erotteluanalyysillä.

Kuva 2. Regressiomalli, jäännöskuvio, standardoitu jäännöskuvio ja kvantiilikuvio



4 Analyysi ja johtopäätökset

Tässä luvussa analysoidaan ennustusmallin luotettavuutta ja käytännöllisyyttä. Tämän lisäksi tarkastellaan funktion sisältöä. Viimeiseksi esitetään tutkimuksen johtopäätökset.

4.1 Analyysi

Tutkimustulokset osoittavat, että seuraavan vuoden liikevoittoprosentti voidaan ennustaa lineaarisella monen muuttujan mallilla. Tilastotieteen näkökulmasta ennustusmallin keskivirhe on pieni ja 95 % liikevoittoprosentin muutoksista voidaan selittää funktion tunnusluvuilla. Tämän lisäksi ennustemalli on lineaarinen ja muuttujat ovat normaalisti jakautuneita.

Käyttökateprosentilla on vahvin selityssuhde liikevoittoprosentin kanssa. Regressiokertoimen mukaan yhden prosentin nousu kasvattaa liikevoittoprosenttia 1,18 %. Käyttökate on lähellä liikevoittoa, joten käyttökateprosentin asema ennustemallissa on odotettavissa. Käyttökate on kuitenkin liikevoiton yläpuolella tuloslaskelmassa, joten kertoimen pitäisi olla alle yksi. Ennustusmalli ei vaikuta huomioivan poistoja ja arvonalentumisia.

Omavaraisuusasteella on myös vahva ennustuskyky. Yhden prosentin kasvu pienentää liikevoittoprosenttia 0,37 %. Heikompi omavaraisuusaste siis nostaa liikevoittoprosenttia. Kitkattomilla markkinoilla yritys on riippumaton rahoitusrakenteestaan, mutta todellisuudessa yritykset hyötyvät velanvipuvaikutuksesta ja korkojen vähennyskelpoisuudesta, joten velkaantuminen nostaa liikevoittoprosenttia. Rahoitusrakenteen optimointi on kannattavaa, mutta ennustusmalli ei huomioi konkurssiriskiä, sillä oman pääoman määrän laskiessa myös velkojen hoitokustannukset ja konkurssiriski kasvavat.

Yritystutkimusneuvottelukunnan ohjeiden mukaan yli 40 prosentin omavaraisuusaste on hyvä ja 20-40 prosentin vakavaraisuus on kohtalainen. Omavaraisuusasteen laskiessa alle 20 prosenttiin tilanne on huono. (Yritystutkimus ry 2017, 70). Ennustemallin mukaan omavaraisuusaste voi laskea alle 20 prosenttiin ja liikevoittoprosentti jatkaa nousuaan. Tämän lisäksi IFRS tilinpäätöskäytännöt laskevat omavaraisuusastetta ja negatiivinen oma pääoma nostaa ennustemallin liikevoittoprosenttia. Tutkimuksen otanta ei sisältänyt yrityksiä, joilla on vähän omaa pääomaa, mikä heikentää ennustusmallin luotettavuutta.

Oman pääoman tuottoprosentin asema ennustemallissa ei ollut odotettavissa. Regressiokertoimen mukaan yhden prosentin kasvu oman pääoman tuotossa laskee liikevoittoprosenttia 0,132 %. Oman pääoman tehokas hyödyntäminen on ennustemallin mukaan tappiollista. Tunnusluku

jäisi kuitenkin ennustusmallin ulkopuolelle, jos tutkimukseen sisällytettäisiin enemmän tunnuslukuja, sillä oman pääoman tuottoprosentin satunnaisvirhe on yli 15 %.

Nettovelkaantumisasteen ja liikevoittoprosentin välinen kausaalinen suhde on pieni. Regressio-kerroin on negatiivinen, joten pieni nettovelkaantumisaste nostaa liikevoittoprosenttia. Kone Oyj:n nettovelkaantumisaste oli negatiivinen tarkasteluajanjakson aikana, joten yrityksellä oli enemmän likvidejä varoja kuin korollisia velkoja. Vahva maksukyky edesauttaa liikevoittoprosentin kasvua, joten nettovelkaantumisasteen asema on ymmärrettävä. Negatiivinen nettovelkaantumisaste voi kuitenkin myös johtua negatiivisesta omasta pääomasta tai kertoa rahavarojen tehottomasta käytöstä (Yritystutkimus ry 2017, 71). Ennustemalli ei huomio negatiivisen arvon taustaa tai rahavarojen tehotonta hyödyntämistä.

Suhteellisella velkaantuneisuudella on vastaavanlainen tilanne kuin nettovelkaantumisasteella, sillä velkojen määrän väheneminen kasvattaa liikevoittoprosenttia, mutta ennustusmallissa ei huomioida tehokkuustappiota. Huomioitavaa on myös, että IFRS tilinpäätöskäytännöt kasvattavat molempia velkaantumisasteita ja omavaraisuusasteella on vastakkainen vaikutus liikevoittoprosentin arvoon. Nettovelkaantumisasteen tavoin myös suhteellisen velkaantuneisuuden ennustuskkyky on pieni.

Lineaarisessa monen muuttujan mallissa täytyy analysoida myös kokonaisuutta. Heikko omavaraisuusaste ja tehokkuustappio heijastuisivat käyttökatteeseen, joka tasapainottaisi tilannetta. Tavoitteena olikin löytää viisi tunnuslukua, jotka ennustavat yhdessä yrityksen seuraavan vuoden liikevoittoprosentin. Taulukko 3 näyttää vuoden 2016 ennusteet ja jäännökset.

Taulukko 3. Vuoden 2016 ennusteet ja jäännökset

Yritys	Ennuste	Jäännös
Amer Sports	7.78%	-0.0005%
Huhtamäki	8.08%	1.13%
Kone	14.91%	-0.23%
Nokian Renkaat	20.62%	1.63%
Outokumpu	4.63%	-2.85%

Taulukosta 3 nähdään, että Amer Sports Oyj:n ja Kone Oyj:n ennusteet olivat lähellä todellisia liikevoittoprosentteja vuonna 2016. Vastaavasti Outokumpu Oyj:n ennuste oli 2,85 % liian suuri.

Ennustemalli pystyy ennustamaan seuraavan vuoden liikevoittoprosentin, mutta virhetermien keskihajonta on 2,3 %. Kahden prosentin virhe on sijoittajalle huomattava kustannus, joten ennustemallin käytännöllisyyttä voidaan kyseenalaistaa. Vastaavanlaiseen tilanteeseen päädytään konkurssin ennustumalleissa, sillä ensimmäisen ja toisen tyyppin virheet aiheuttavat velkojalle kustannuksia. Liikevoittoprosentin ennustumalleja voidaan parantaa hyödyntämällä esimerkiksi luottamusväliä. Tämän lisäksi otantaan olisi voinut sisällyttää maksuvalmiuden ja tehokkuuden tunnuslukuja.

Tunnuslukujen arvoihin vaikuttaa myös, että tase-eriä ei oikaistu tunnuslukujen laskennassa. Oman pääoman laskemisessa pitäisi huomioida verotusperäiset varaukset ja laskennalliset verovelat. Vieraan pääoman määrään vaikuttaa verovelat, pakolliset varaukset ja leasingvastuut. (Yritystutkimus ry 2017, 66). Altman et al. (1977) huomioivat tilinpäätösten oikaisut tarkemmin Zeta-mallissa verrattuna Altmanin alkuperäiseen tutkimukseen. Kokonaisluokitteluvirhe oli pienempi, mutta tase-erien oikaisut eivät välttämättä vaikuttaneet lopputulokseen.

Tutkimuksen luotettavuutta heikentää myös pieni otanta, sillä tutkimustulokset perustuvat viiden yrityksen otantaan. Pieni otanta on huomattavissa tunnuslukujen käyttäytymisestä ennustumallissa, sillä aineistoon ei sisällynyt esimerkiksi alhaisia omavaraisuusasteita. Yhden tunnusluvun arbitraasi ei kuitenkaan määrää liikevoittoprosentin arvoa. Tunnuslukujen väliset suhteet tasapainottavat tilannetta.

4.2 Johtopäätökset

Tunnuslukujen sijoittaminen lineaariseen regressiomalliin ei korvaa perinteistä tunnuslukuanalyysia, sillä ennustumalli sisältää ongelmakohtia. Negatiivinen oma pääoma nostaa ja korkea tuottoprosentti laskee liikevoittoprosenttia. Tämä on matemaattisten mallien hyödyntämisen ongelma laskentatoimessa. Regressiomalli ei huomioi poikkeuksia, esimerkiksi negatiivista omaa pääomaa, rahavarojen vaihtoehtoiskustannusta ja suuria arvonalentumisia.

Konkurssin ennustemallien ongelmakohtia on ratkaistu poistamalla taustaoletukset logit-analyysillä (esim. Ohlson 1980), tutkimalla konkurssia laskentatoimen näkökulmasta päätöspuun avulla (esim. Gepp & Kumar 2015) ja huomioimalla aikahorisontin vaikutus eloonjäämisanalyysissä (esim. Laitinen & Luoma 1991). Liikevoittoprosentin ennustamisessa ei kuitenkaan voi hyödyntää samankaltaisia menetelmiä, koska ennustettava tunnusluku on kvantitatiivinen muuttuja.

Liikevoittoprosentin ennustemalli on kuitenkin yksinkertainen ja nopea väline yrityksen analysointiin. Ennusteen arvoa voidaan hyödyntää tunnuslukuanalyysin tukena. Tutkimuksen ennustusmalli on myös lineaarinen ja tunnusluvut ovat normaalisti jakautuneita. Tämän lisäksi selityssaste on korkea ja osa ennusteista olivat lähellä todellisia liikevoittoprosentteja, joten tutkimuksen hypoteesin voidaan katsoa toteutuneen ja myös jatkotutkimukselle on tarvetta. Kasvatamalla tunnuslukujen ja yritysten määrää voidaan luonnollisesti päätyä erilaiseen lopputulokseen.

5 Yhteenveto

Tässä tutkielmassa tutkittiin liikevoittoprosentin ennustamista lineaarisella monen muuttujan mallilla. Tutkielma perustui aikaisempaan tutkimukseen konkurssin ennustamisesta. Konkurssin ennustamisessa on pääsääntöisesti hyödynnetty yhden tunnusluvun jakaumaa, monen muuttujan regressiomallia ja logit-analyysia. Tutkielma perustuu Altmanin (1968) aikaisempaan tutkimukseen konkurssi ennustamisesta. Altman tutki konkurssin ennustamista viiden tunnusluvun mallilla, joka laadittiin erotteluanalyysillä.

Liikevoittoprosentin ennustemalliin sisältyi viisi tunnuslukua, jotka valittiin regressioanalyysin perusteella. Kertoimet ja vakio valittiin pienimmän neliösumman menetelmällä, sillä liikevoittoprosentti on kvantitatiivinen muuttuja. Tutkimukseen sisältyi seitsemän tunnuslukua liikevoittoprosentin lisäksi, jotka laskettiin aineiston yritysten tilinpäätöksistä (Amer Sports Oyj, Huhtamäki Oyj, Kone Oyj, Nokian Renkaat Oyj ja Outokumpu Oyj). Lopulliseen ennustusmalliin sisällytettiin käyttökateprosentti, omavaraisuusaste, oman pääoman tuottoprosentti, suhteellinen velkaantuneisuus ja nettovelkaantumisaste. Liikevoittoprosentin ennustemalli on seuraavanlainen (Kaava 4):

$$(4) Y = 0.18380 + 1.18337X_1 - 0.13160X_2 - 0.05924X_3 - 0.05942X_4 - 0.37863X_5$$

missä Y on liikevoittoprosentti, X_1 on käyttökateprosentti, X_2 on oman pääoman tuottoprosentti, X_3 on suhteellinen velkaantuneisuus, X_4 on nettovelkaantumisaste ja X_5 on omavaraisuusaste.

Tutkimustulokset osoittivat, että seuraavan vuoden liikevoittoprosentti voidaan ennustaa viiden tunnusluvun regressiomallilla. Ennustemalli on myös lineaarinen ja tunnusluvut ovat normaalisti jakautuneita, mutta käytännöllisyyttä voidaan kyseenalaistaa tunnuslukujen aseman ja ennustusmallin keskivirheen perusteella.

Tämä tutkielma ei korvaa perinteistä tunnuslukuanalyysia, vaan liikevoittoprosentin ennustetta pitäisi hyödyntää tunnuslukujen ohella. Ennustusmallia voidaan myös käyttää esimerkiksi sijoituspäätöksissä ja budjetoinnissa. Hypoteesin voidaan katsoa toteutuneen ja jatkotutkimukselle on myös tarvetta. Tutkimusta pitäisi jatkaa lisäämällä yritysten ja tunnuslukujen määrää.

Lähdeluettelo

- Abbas, Q. Rashid, A. 2011. Predicting Bankruptcy in Pakistan. *Theoretical and Applied Economics*. Vol 18. Issue 9. 103-128.
- Altman, E. I. 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. Vol 23. Issue 4. 589-609.
- Altman, E. I. 2000. Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta. *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Finance*. Vol 5.
- Altman, E., Haldeman, R. Narayanan, P. 1977. Zeta analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*. Vol 1. Issue 1. 29-54.
- Amer Sports Oyj. Tilinpäätökset. 2010-2016.
- Aziz, M. A. Dar, H. A. 2006. Predicting corporate bankruptcy: where we stand? *Corporate Governance: The international journal of business in society*. Vol 6. Issue 1. 18-33.
- Beaver, W. H. 1966. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*. Vol 4. 71-111.
- Collins, R. A. 1980. An Empirical Comparison of Bankruptcy Prediction Models. *Financial Management*. Vol 9. Issue 2. 52-57.
- Dimitras, A. I. Zanakis, S. H. Zopounidis, C. 1996. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research* 90. 487-513
- Dimitras, A. I. Zanakis, S. H. Zopounidis C. 1999. Business Failure Prediction Using Rough Sets. *European Journal of Operational Research* 114. 263-280.
- Gepp, A. Kumar, K. 2015. Predicting financial distress: A comparison of survival analysis and decision tree techniques. *11th International Conference on Data Mining and Warehousing*. Vol 54. 396-404.
- Haaramo, V. 2012. Kansainvälinen tilinpäätöskäytäntö IFRS-raportointi. Helsinki: Sanoma Pro Oy. 650 s. ISBN 978-952-63-0152-5.
- Huhtamäki Oyj. Tilinpäätökset. 2010-2016.

Kone Oyj. Tilinpäätökset. 2010-2016.

Laitinen, E. K. 1989. Failure processes in firms of different size and age. *The Finnish Journal of Business Economics*. Vol 38. Issue 4. 306–331.

Laitinen, E. K. 1990. Konkurssin ennustaminen. Alajärvi: Vaasan Yritysinformaatio Oy.

Laitinen, T. Kankaanpää, M. 1999. Comparative Analysis of Failure Prediction Methods: The Finnish Case. *The European Accounting Review*. Vol 8. Issue 1. 67-92.

Laitinen, E. K. Laitinen, T. 2004. Yrityksen rahoituskriisin ennustaminen. Jyväskylä: Talentum Media Oy. 405 s. ISBN: 952-14-0771-9.

Laitinen, E. K. Luoma, M. 1991. Survival Analysis as a Tool for Corporate Failure Prediction. *Omega*. Vol 19. Issue 6. 673-678.

Leppiniemi, J. Leppiniemi, R. Kaisanlahti, T. 2017. Tilinpäätöksen tulkinta. Helsinki: Talentum Media Oy. ISBN: 978-952-14-2372-7.

Nokian Renkaat Oyj. Tilinpäätökset. 2010-2016.

Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. Vol 18. Issue 1. 109-131.

Outokumpu Oyj. Tilinpäätökset. 2010-2016.

Pompe, P. P. M. Bilderbeek, J. 2005. The prediction of bankruptcy of small- and medium-sized industrial firms. *Journal of Business Venturing*. Vol 20. Issue 6. 847-868.

Prihti, A. (1975). Konkurssin ennustaminen taseinformaation avulla. Helsingin kauppakorkeakoulu. *Acta Academiae Oeconomicae Helsingiensis. Series A*, ISSN 0356-9969; 13.

Suomen Pörssisäätiö. 2012. Miten tilinpäätös muuttuu? Opas IFRS-standardien vaikutuksesta. Saatavilla osoitteessa: http://porssisaatio.fi/wp-content/uploads/2012/01/1117-IFRS-opas_suomi.pdf. Siteerattu 11.08.2017.

Yritystutkimus ry. 2006. IFRS-tilinpäätöksen keskeiset periaatteet. Saatavilla osoitteessa: http://yritystutkimusry.fi/?page_id=11. Siteerattu 11.08.2017.

Yritystutkimus ry. 2017. Yritystutkimuksen tilinpäätösanalyysi. Helsinki: Gaudeamus. 108 s. ISBN: 978-952-495-427-3.

Liitteet

Liite 1.

Edward I. Altmanin (1968) Z-malli.

$$Z = 0,012X_1 + 0,0144X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

missä

$$X_1 = \frac{\text{Käyttöpääoma}}{\text{Taseen loppusumma}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Pidätetyt voittovarot}}{\text{Taseen loppusumma}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Liikevoitto}}{\text{Taseen loppusumma}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Oman pääoman markkina-arvo}}{\text{Vieraan pääoman kirjanpitoarvo}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Liikevaihto}}{\text{Taseen loppusumma}}$$

Liite 2.

Tunnuslukujen laskentakaavat (Yritystutkimus ry 2017, 63-71).

$$\text{Kokonaispääoman tuotto prosentti} = \frac{\text{Nettotulos} + \text{rahoituskulut} + \text{verot}}{\text{Taseen loppusumma keskimäärin}}$$

$$\text{Sijoitetun pääomantuotto prosentti} = \frac{\text{Nettotulos} + \text{rahoituskulut} + \text{verot}}{\text{Sijoitettu pääoma keskimäärin}}$$

$$\text{Oman pääomantuotto prosentti} = \frac{\text{Nettotulos}}{\text{Oma pääoma keskimäärin}}$$

$$\text{Omavaraisuusaste} = \frac{\text{Oma pääoma}}{\text{Taseen loppusumma} - \text{saadut ennakot}}$$

$$\text{Käyttökate prosentti} = \frac{\text{Liikevoitto} + \text{poistot ja arvonalentumiset}}{\text{Liikevaihto} + \text{liiketoiminnan muut tuotot}}$$

$$\text{Liikevoittoprosentti} = \frac{\text{Liikevoitto}}{\text{Liikevaihto} + \text{liiketoiminnan muut tuotot}}$$

$$\text{Nettovelkaantumisaste} = \frac{\text{Korollinen vieras pääoma} - \text{rahat ja rahoitusarvopaperit}}{\text{Oma pääoma}}$$

$$\text{Suhteellinen velkaantuneisuus} = \frac{\text{Taseen velat} - \text{saadut ennakot}}{\text{Liikevaihto}}$$

Liite 3.

Tutkielman tunnusluvut.

Selittävät tunnusluvut 2011-2015

YRITYS	EBITDA	ROA	ROI	ROE	DEBT	NETG	EQUITY
AMER_15	10.05 %	8.68 %	12.65 %	13.57 %	63.37 %	48.47 %	37.16 %
AMER_14	7.11 %	5.45 %	7.72 %	6.91 %	59.71 %	49.73 %	38.77 %
AMER_13	9.21 %	7.98 %	11.24 %	12.10 %	59.38 %	56.71 %	37.50 %
AMER_12	7.44 %	6.23 %	8.90 %	7.52 %	55.16 %	59.35 %	39.13 %
AMER_11	9.08 %	7.83 %	11.12 %	11.36 %	53.96 %	48.41 %	44.35 %
HUHT_15	11.64 %	9.13 %	13.59 %	15.70 %	54.26 %	53.80 %	41.19 %
HUHT_14	11.48 %	8.08 %	11.96 %	15.49 %	62.85 %	33.00 %	38.85 %
HUHT_13	10.12 %	6.73 %	10.07 %	11.95 %	61.88 %	51.44 %	37.57 %
HUHT_12	10.83 %	8.64 %	13.00 %	15.41 %	52.10 %	53.67 %	39.98 %
HUHT_11	9.54 %	6.73 %	9.86 %	11.09 %	54.05 %	51.76 %	42.16 %
KONE_15	15.48 %	20.79 %	53.20 %	45.41 %	35.86 %	-58.76 %	45.37 %
KONE_14	15.23 %	18.44 %	48.66 %	40.87 %	36.39 %	-44.23 %	43.59 %
KONE_13	14.77 %	19.04 %	48.21 %	40.08 %	32.04 %	-36.06 %	43.71 %
KONE_12	14.49 %	17.01 %	40.03 %	31.60 %	32.79 %	-31.30 %	47.12 %
KONE_11	15.03 %	18.59 %	43.35 %	35.46 %	33.13 %	-40.76 %	54.02 %
NOKR_15	27.76 %	27.98 %	33.75 %	19.65 %	37.73 %	-16.89 %	70.75 %
NOKR_14	28.62 %	29.90 %	35.57 %	16.02 %	42.37 %	-13.63 %	67.25 %
NOKR_13	31.41 %	24.00 %	27.49 %	12.98 %	44.06 %	-4.06 %	67.52 %
NOKR_12	30.78 %	25.92 %	29.27 %	25.23 %	36.13 %	-4.54 %	71.16 %
NOKR_11	30.97 %	29.01 %	33.62 %	29.10 %	47.34 %	-0.30 %	63.23 %
OUTO_15	7.75 %	4.66 %	6.79 %	3.86 %	55.53 %	69.13 %	39.65 %
OUTO_14	1.51 %	-3.23 %	-4.75 %	-22.37 %	62.52 %	92.64 %	33.26 %
OUTO_13	-2.44 %	-5.78 %	-8.45 %	-34.36 %	102.77 %	188.05 %	21.43 %
OUTO_12	-1.10 %	-5.82 %	-7.95 %	-21.43 %	148.44 %	116.23 %	30.47 %
OUTO_11	1.76 %	-1.75 %	-2.07 %	-8.13 %	63.43 %	101.95 %	39.22 %

EBITDA = Käyttökateprosentti

ROA = Kokonaispääoman tuotto prosentti

ROI = Sijoitetun pääoman tuotto prosentti

ROE = Oman pääoman tuotto prosentti

DEBT = Suhteellinen velkaantuneisuus

NETG = Nettovelkaantumisaste

EQUITY = Omavaraisuusaste

Liikevoittoprosentit 2012-2016

VUOSI	2016	2015	2014	2013	2012
AMER	7.78 %	8.04 %	5.11 %	7.23 %	5.50 %
HUHT	9.21 %	7.83 %	7.75 %	6.06 %	6.98 %
KONE	14.68 %	14.33 %	14.09 %	13.64 %	12.54 %
NOKR	22.26 %	21.70 %	22.17 %	25.28 %	25.71 %
OUTO	1.78 %	3.33 %	-3.53 %	-7.53 %	-8.44 %